

# 光伏电池组件隐式、显式单二极管模型 准确性对比研究\*

高献坤<sup>1)</sup> 姚传安<sup>1)</sup> 高向川<sup>2)</sup> 余泳昌<sup>1)†</sup>

1)(河南农业大学农业部农村可再生能源新材料与装备重点实验室, 郑州 450002)

2)(郑州大学信息工程学院, 郑州 450001)

(2014年4月14日收到; 2014年4月22日收到修改稿)

光伏电池组件非线性输出特性的物理建模及其优化参数的准确提取是光伏发电系统设计计算、性能评估及优化控制的重要前提. 相对于传统的隐式单二极管模型, 该文在光伏电池显式单二极管模型的基础上利用 Lambert  $W$  函数推导了光伏组件的显式单二极管模型, 提出一种基于重启边界约束 Nelder-Mead 单纯形算法的参数提取方法 rbcNM, 并利用两种典型光伏电池组件的实测数据对隐式、显式单二极管模型的准确性进行了对比测试和验证. 结果表明: rbcNM 算法可以快速准确的提取隐式、显式单二极管模型的优化参数, 计算结果与实测数据具有很好的一致性, 相对于已有文献在准确度上取得了大幅度的提升; 显式单二极管模型的准确性显著高于隐式单二极管模型, 对光伏电池组件的电流-电压和功率-电压特性曲线具有更高的拟合精度.

**关键词:** 光伏电池组件, 单二极管模型, 参数提取, Nelder-Mead 单纯形算法

**PACS:** 84.60.Jt, 85.60.Bt, 88.40.H-

**DOI:** 10.7498/aps.63.178401

## 1 引言

光伏发电系统直接将太阳能静音、无污染的转化为电能, 被认为是目前最有可能满足剧增电力需求的方案之一<sup>[1]</sup>. 作为光伏发电系统的核心, 光伏阵列由光伏组件串并联而成, 而光伏组件又由光伏电池串并联获得. 因此, 对光伏电池和光伏组件在各种运行条件下的电流-电压 ( $I-V$ ) 实测数据进行快速准确的建模与仿真, 进而计算分析基本参数对其输出特性的影响机理, 是改进光伏电池生产工艺, 进行光伏发电系统设计计算、性能评估及其实时优化控制的基础<sup>[2-4]</sup>. 当前, 光伏电池组件  $I-V$  特性的建模与仿真大多是基于肖克莱二极管电子方程的隐式双二极管模型和单二极管模型<sup>[5]</sup>. 隐式双二极管模型含有 2 个指数项, 需要提取 7 个未知参

数, 导致其计算量相当大, 而其准确性相对于隐式单二极管模型提高并不多<sup>[6]</sup>. 隐式单二极管模型兼顾简单性和准确性, 可较好的描述大多数光伏电池组件的非线性输出特性, 因而得到了广泛应用<sup>[5]</sup>. 但隐式单二极管模型属于超越方程, 无法用初等函数显式的表述  $I-V$  特性, 由此增加了模型参数提取的复杂性和难度. 为此, 近年来很多学者提出各种近似解析法<sup>[7-9]</sup> 和人工智能算法来解决这一问题, 如遗传算法 (genetic algorithms, GA)<sup>[10,11]</sup>、模拟退火法 (simulated annealing, SA)<sup>[12]</sup>、模式搜索算法 (pattern search, PS)<sup>[13]</sup>、混沌粒子群算法 (chaos particle swarm optimization, CPSO)<sup>[14]</sup>、和声搜索算法 (harmony search, HS)<sup>[15]</sup>、人工蜂群算法 (artificial bee swarm optimization, ABSO)<sup>[16]</sup>、鸟类繁殖优化算法 (bird mating optimizer, BMO)<sup>[17]</sup> 和自适应差分进化算法 (adaptive differential evo-

\* 河南省重点科技攻关项目 (批准号: 102102210154)、教育部博士点专项科研项目 (批准号: 20104105110004) 和国家自然科学基金 (批准号: U1204607) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: hnyych@163.com

lution, ADE) [18,19] 等. 虽然这些算法取得了较高的准确性, 但存在计算量大, 收敛速度慢和早熟收敛等不足.

鉴于超越函数 Lambert  $W$  [20] 在晶体管电路分析等领域的广泛应用, Jain 等 [21] 将光伏电池隐式单二极管模型转换为显式模型, 给出了输出电流和输出电压的显式表达式. 然而该研究仅限于利用部分关键点拟合  $I-V$  特性, 并没有利用所有实测数据提取模型参数, 究其原因在于无法给出 5 个模型参数的精确解析式. 为规避这一问题, 文献 [22—27] 先用 Lambert  $W$  函数易于积分的特性给出了各个模型参数的二维解析式, 然后利用高阶多项式拟合及分段积分法求解模型参数. 尽管此类混合法相比近似解析法取得了较好的结果, 但其准确性仍然依赖于  $I-V$  特性曲线上部分关键点的精心选择, 参数解存在较大的不确定性. 文献 [28] 先用插值法获取的开路电压值和短路电流值简化显式单二极管模型, 再用最小二乘法拟合实测数据以提取部分模型参数, 但其参数解的准确性取决于开路电压点和短路电流点附近实测数据量的多少, 仅提取部分参数并不能准确反映光伏电池组件的  $I-V$  特性. 现有国内外文献检索发现, 鲜有学者考虑所有实测  $I-V$  数据, 利用人工智能算法直接提取显式单二极管模型的所有未知参数, 更无文献探讨隐式、显式单二极管模型的准确性差异. 为此, 本文首先在光伏电池显式单二极管模型的基础上推导了光伏组件的显式单二极管模型, 之后提出一种基于重启策略的边界约束 Nelder-Mead 单纯形算法 (restarting bound constrained Nelder-Mead simplex method, rbcNM), 分别用于提取光伏电池和光伏组件的隐式、显式单二极管模型参数, 其目的在于对比分析两种模型之间的准确性差异, 并将两种模型的参数提取结果与已有的人工智能算法 [11—19] 及文献 [25—28] 的提取结果进行对比, 凸显本文所提 rbcNM 算法的优越性和显式单二极管模型参数提取结果的准确性.

## 2 光伏电池组件的隐式、显式单二极管模型

### 2.1 光伏电池的隐式、显式单二极管模型

光照条件下, 光伏电池利用其 P-N 结的光伏效应将太阳能直接转化为电能, 其单二极管模型等效

电路如图 1 所示. 图中  $I_{ph}$  为光生电流, A;  $I_D$  为二极管 D 的暗电流, A;  $R_{sh}$  和  $R_s$  分别为等效并联内阻和等效串联内阻,  $\Omega$ ;  $V$  为输出电压, V;  $I$  为输出电流, A.

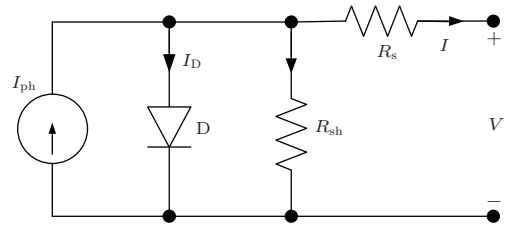


图 1 光伏电池的单二极管模型等效电路

根据基尔霍夫电流定律, 光伏电池的隐式单二极管模型可表述为

$$I = I_{ph} - I_0 \left[ \exp \left( \frac{V + IR_s}{nV_{th}} \right) - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_{sh}}. \quad (1)$$

其中,  $I_0$  为二极管反向饱和电流,  $\mu\text{A}$ ;  $n$  为二极管理想因子; 热电压  $V_{th} = kT/q$ , V; 波尔兹曼常数  $k = 1.3806503 \times 10^{-23}$ , J/K;  $T$  为 P-N 结绝对温度, K; 电子电荷  $q = 1.60217646 \times 10^{-19}$ , C.

显然, (1) 式中输出电流  $I$  为隐函数, 仅用初等函数和输出电压  $V$  无法显式的表达输出电流  $I$ , 反之依然. 利用 Lambert  $W$  函数可将 (1) 式转换为显式单二极管模型 [21]

$$I = \frac{R_{sh}(I_{ph} + I_0) - V}{R_s + R_{sh}} - \frac{nV_{th}}{R_s} \text{Lambert } W(\theta), \quad (2)$$

其中,

$$\theta = \frac{I_0 R_s R_{sh}}{nV_{th}(R_s + R_{sh})} \times \exp \left[ \frac{R_{sh}(R_s I_{ph} + R_s I_0 + V)}{nV_{th}(R_s + R_{sh})} \right]. \quad (3)$$

### 2.2 光伏组件的隐式、显式单二极管模型

出于简单性考虑, 文献 [24—28] 采用图 1 和 (1) 式所示的光伏电池隐式单二极管模型模拟光伏组件的非线性  $I-V$  特性. 需要指出的是, (1) 式对于光伏组件而言仅是一个数学模型, 并不具有实际的物理意义 [2,18,28]. 如图 2 所示, 光伏组件包含  $N_p$  个并联的电池串, 每个电池串由  $N_s$  个光伏电池串联而成.

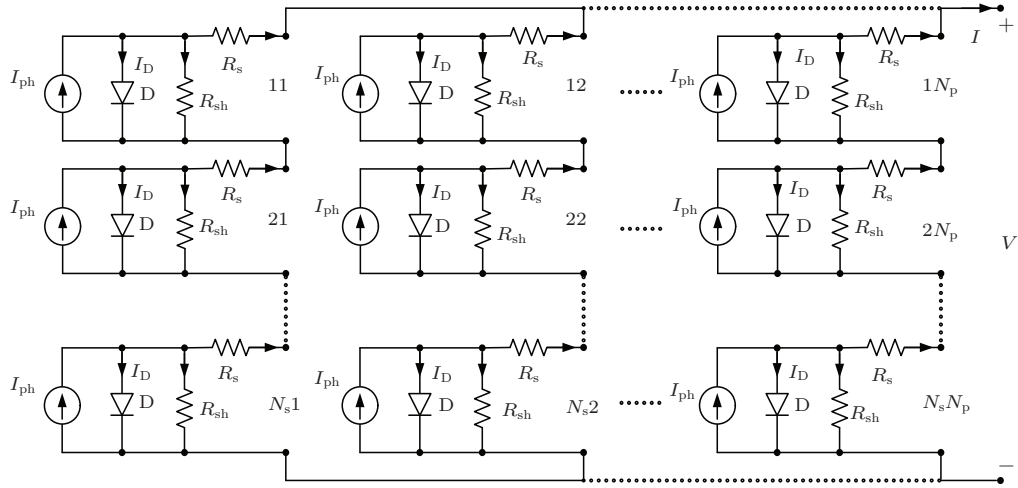


图2 光伏组件的单二极管模型等效电路

均匀光照条件下, 光伏组件的隐式单二极管模型可推导为

$$I = N_p I_{ph} - \frac{V N_p / N_s + I R_s}{R_{sh}} - N_p I_0 \left[ \exp \left( \frac{V / N_s + I R_s / N_p}{n V_{th}} \right) - 1 \right]. \quad (4)$$

(4) 式可改写为

$$-\frac{R_s + R_{sh}}{N_p I_0 R_{sh}} I + \left[ \frac{1}{I_0} \left( I_{ph} - \frac{V}{N_s R_{sh}} \right) + 1 \right] = \exp \left( \frac{R_s}{N_p n V_{th}} I + \frac{V}{N_s n V_{th}} \right). \quad (5)$$

可以看出, (5) 式与超越方程  $ax + b = \exp(cx + d)$  形式相似, 该方程的显式解可推导为 [24]

$$x = -\frac{b}{a} - \frac{1}{c} \text{Lambert } W \left[ -\frac{c}{a} \exp \left( d - \frac{cb}{a} \right) \right]. \quad (6)$$

分别将 (5) 式中与符号  $a, b, c, d$  相对应的各项代入 (6) 式, 整理后即可得到光伏组件的显式单二极管模型:

$$I = N_p \left[ \frac{(I_{ph} + I_0) R_{sh} - V / N_s}{R_s + R_{sh}} - \frac{n V_{th}}{R_s} \text{Lambert } W(\zeta) \right], \quad (7)$$

其中,

$$\zeta = \frac{I_0 R_s R_{sh}}{n V_{th} (R_s + R_{sh})} \times \exp \left[ \frac{R_{sh} (R_s I_{ph} + R_s I_0 + V / N_s)}{n V_{th} (R_s + R_{sh})} \right]. \quad (8)$$

(1) 式、(2) 式、(4) 式和 (7) 式中待确定的未知参数均为 5 个, 即  $I_{ph}, I_0, n, R_s$  和  $R_{sh}$ , 这些参数受光伏电池组件外部运行环境影响, 与输出电流和输出电压密切相关, 并对  $I-V$  特性曲线的拟合精度具有

不同程度的影响. 因此, 利用实测  $I-V$  数据快速准确的提取这些模型参数, 高精度的复现光伏电池和光伏组件的实际输出特性成为光伏发电系统设计计算及其实时优化控制的技术关键.

### 2.3 目标函数

本文将上述隐式、显式单二极管模型参数提取问题界定为边界约束的非线性优化问题, 其最终目标是利用 Nelder-Mead 单纯形算法最小化实测  $I-V$  数据与其模拟结果之间的均方根误差 (root mean square error, RMSE):

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{y} \in [LB, UB] \in R^+} \text{RMSE} \\ & = \min_{\mathbf{y} \in [LB, UB] \in R^+} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f_i(V, I, \mathbf{y})]^2}, \quad (9) \end{aligned}$$

其中, 参数向量  $\mathbf{y} = [R_{sh}, n, I_0, R_s, I_{ph}]$ , 其上、下限边界分别为 UB 和 LB;  $N$  为光伏电池组件实测  $I-V$  数据的样本数;  $f(V, I, \mathbf{y})$  为每个实测电流值与其模拟值之间的绝对误差, 对于光伏电池的显式单二极管模型而言, 可将 (2) 式改写为,

$$f(V, I, \mathbf{y}) = I - \frac{R_{sh} (I_{ph} + I_0) - V}{R_s + R_{sh}} + \frac{n V_{th}}{R_s} \text{Lambert } W(\theta), \quad (10)$$

其他依次类推. 显然, 最优均方根误差 RMSE 值越小, 则模拟数据与实测数据间的绝对误差越小,  $I-V$  特性曲线的拟合精度就越高, 对应的光伏电池单二极管模型参数解也就越准确.

### 3 基于重启边界约束Nelder-Mead单纯形算法的单二极管模型参数提取法

Nelder-Mead单纯形算法<sup>[29]</sup>(NM)是一种用于优化多维无约束问题的直接搜索方法,其基本思想是在  $m$  维参数空间中,构建一个具有  $m+1$  个线性独立顶点的多边形,然后通过对比各顶点的目标函数值来确定下一步的搜索方向,对该多边形进行启发性的反射、扩张、收缩和压缩边长运算,用较好的新顶点替换最差点,构成新的多边形.如此连续迭代调整参数值,最终逼近目标函数最优解. NM 算法的优势在于概念简洁,无需微分,每次迭代仅需不超过2次函数求值,因而计算量小,搜索速度快. 鉴于这些优点,1998年, NM算法以 `fminsearch` 函数的形式被添加到MATLAB优化工具箱. John D'Errico<sup>[30]</sup> 则通过包装器函数筛选 `fminsearch` 函数返回的目标函数值,将NM算法进一步拓展为可以处理边界约束优化问题的 `fminsearchbnd` 函数,即边界约束的Nelder-Mead单纯形算法(bound constrained Nelder-Mead simplex method, bcNM),这为准确提取隐式和显式单二极管模型参数提供了可能.

与NM算法一样, bcNM算法对初始值并不敏感,可在上、下限边界 UB 和 LB 范围内随机初始化参数向量  $y$  为

$$y(m) = LB(m) + r[UB(m) - LB(m)], \quad (11)$$

$$(m = 1, 2, \dots, 5),$$

其中,  $r$  为  $[0, 1]$  区间内均匀分布的随机实数.

由于目标函数(均方根误差RMSE)曲线在最优参数解附近非常平坦, bcNM算法容易陷入局部极点<sup>[31,32]</sup>. 为进一步最小化RMSE值,提高  $I-V$  特性曲线的拟合精度及参数解的质量,本文利用 bcNM算法运行前、后的RMSE 差值 TolRMSE(见图3)判定是否需要自动重启 bcNM算法. 图3为重启 bcNM算法(rbcNM)提取光伏电池显式单二极管模型参数的流程图,其中RMSE\_bf为运行 bcNM算法之前获得的初始RMSE值, RMSE\_af为运行 bcNM算法之后获得的优化RMSE值. 除第1次运行 bcNM算法需要随机初始化外,后续重启 bcNM算法均以上一次获得的优化参数

为初始值,继续优化至 TolRMSE <  $10^9$  时算法停止. 优化选项 `optimset` 中, 试算获得的最大迭代次数 `MaxIter` = 2500, 最大函数求值次数 `MaxFunEvals` = 5000; 因参数  $I_0$  和  $I_{ph}$  一般相差6个数量级以上<sup>[28]</sup>, 故设置参数误差 `Toly` =  $10^{-6}$ , 目标函数值误差 `TolFun` =  $10^{-4}$  (缺省值), 用 `plotFcns` 函数观测 bcNM 算法的连续迭代动态图. 其他隐式、显式单二极管模型参数提取流程中的 `optimset` 设置与此相同.

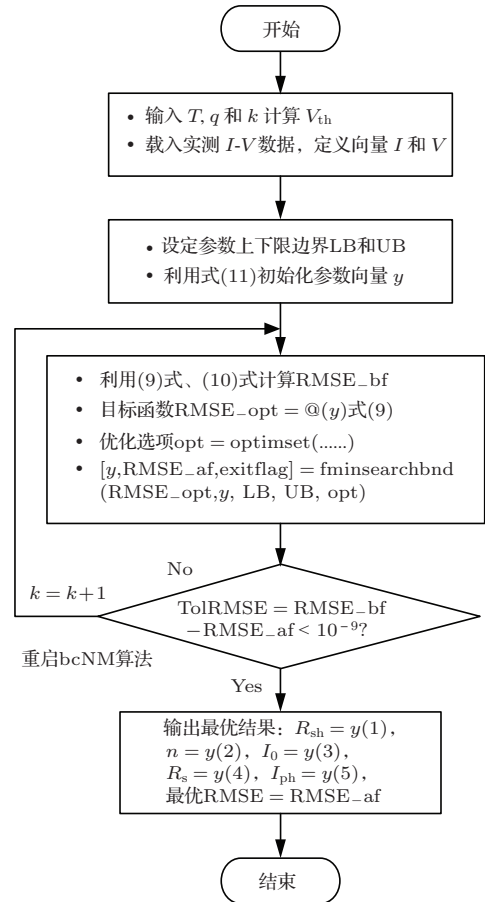


图3 光伏电池的显式单二极管模型参数提取流程图

### 4 隐式、显式单二极管模型的准确性对比

采用上述 rbcNM 算法分别提取两种商用光伏电池组件<sup>[2]</sup>的隐式、显式单二极管模型参数,用以对比验证两种模型之间的准确性差异,并与其他人工智能算法<sup>[11-19]</sup>和文献<sup>[25-28]</sup>的提取结果进行对比. 文献<sup>[2]</sup>给出的两种多晶硅光伏电池组件的实测  $I-V$  特性曲线皆为非平滑曲线,具有典型的代表性. 其中, R.T.C.France 光伏电池的测试温度

$T = 33^\circ\text{C}$ , Photowatt-PWP201 光伏组件的测试温度  $T = 45^\circ\text{C}$ , 串并联电池数  $N_s = 36$ ,  $N_p = 1$ . 参数向量  $\mathbf{y}$  的上、下限边界 UB 和 LB 源自文献 [11—

19, 25—28] 调查, 列于表 1. 表 1 中, 为与对比文献保持一致, 简记  $R_{shm} = R_{sh}N_s/N_p$ ,  $n_m = nN_s$ ,  $I_{0m} = I_0N_p$ ,  $R_{sm} = R_sN_s/N_p$ ,  $I_{phm} = I_{ph}N_p$ .

表 1 光伏电池组件参数的上、下限边界

R.T.C. France 光伏电池			Photowatt-PWP201 光伏组件		
参数	下限 LB	上限 UB	参数	下限 LB	上限 UB
$R_{sh} / \Omega$	0	100	$R_{shm} / \Omega$	0	2000
$n$	1	2	$n_m$	1	50
$I_0 / \mu\text{A}$	0	1	$I_{0m} / \mu\text{A}$	0	50
$R_s / \Omega$	0	0.5	$R_{sm} / \Omega$	0	2
$I_{ph} / \text{A}$	0	1	$I_{phm} / \text{A}$	0	2

### 4.1 光伏电池的隐式、显式单二极管模型准确性对比

参数初值、搜索边界和收敛标准完全相同的条件下, rbcNM 算法提取 R.T.C. France 光伏电池隐式、显式单二极管模型参数的收敛过程如图 4 所示. 可以看出, 重启策略可使 bcNM 算法跳出局部极

点, 进一步减小均方根误差 RMSE 值, 提高  $I-V$  特性曲线的拟合精度. 图 4(a) 中第 3 次和图 4(b) 中第 2 次运行 bcNM 算法的两条水平直线表明该算法可将目标函数 RMSE 收敛于固定值, 与之对应的参数提取结果即为最优解, 与其他算法的结果对比如表 2 所示.

表 2 不同算法的 R.T.C. France 光伏电池隐式、显式单二极管模型参数提取结果对比

模型	算法	$R_{sh} / \Omega$	$n$	$I_0 / \mu\text{A}$	$R_s / \Omega$	$I_{ph} / \text{A}$	最优 RMSE	累计函数求值次数
隐式	本文 rbcNM	53.7185	1.48191	0.32302	0.03638	0.76078	$9.8602 \times 10^{-4}$	<4 000
	R <sub>cr</sub> -IJADE [19]	53.7185	1.48118	0.32302	0.03638	0.76078	$9.8602 \times 10^{-4}$	10 000
	BMO [17]	53.8716	1.48173	0.32479	0.03636	0.76077	$9.8608 \times 10^{-4}$	150 000
	IADE [18]	54.7643	1.48520	0.33613	0.03621	0.76070	$9.8900 \times 10^{-4}$	—
	ABSO [16]	52.2903	1.47583	0.30623	0.03659	0.76080	$9.9124 \times 10^{-4}$	150 000
	IGHS [15]	53.2845	1.48740	0.34351	0.03613	0.76077	$9.9306 \times 10^{-4}$	150 000
	CPSO [14]	59.0120	1.50330	0.40000	0.03540	0.76070	$1.3900 \times 10^{-3}$	450 000
	PS [13]	64.1026	1.6000	0.9980	0.0313	0.7617	$1.4940 \times 10^{-2}$	—
	SA [12]	43.1034	1.5172	0.4798	0.0345	0.7620	$1.9000 \times 10^{-2}$	—
	GA [11]	42.3729	1.5751	0.8087	0.0299	0.7619	$1.9080 \times 10^{-2}$	—
显式	本文 rbcNM	52.8898	1.47799	0.31068	0.03655	0.76079	$7.7301 \times 10^{-4}$	<4 000
	文献 [25]	53.7628	1.48370	0.32228	0.03640	0.76080	$4.3587 \times 10^{-3}$	—
	文献 [26]	54.0541	1.48370	0.3220	0.03640	0.76090	$4.6039 \times 10^{-3}$	—
	文献 [27]	53.8200	1.48370	0.3220	0.03640	0.76130	$4.7576 \times 10^{-3}$	—
	文献 [28]	42.0000	1.45610	0.2422	0.03730	0.76110	$5.3833 \times 10^{-3}$	—

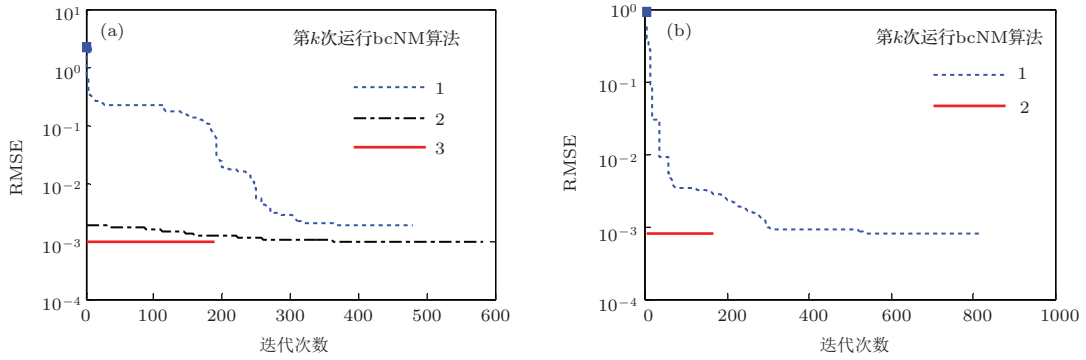


图4 rbcNM算法提取光伏电池隐式、显式单二极管模型参数的收敛过程 (a) 隐式单二极管模型; (b) 显式单二极管模型

由表2可知, 对于光伏电池的隐式单二极管模型而言, 本文所提的rbcNM算法与 $R_{cr}$ -IJADE算法的最优RMSE值最小, 都获得了最高的准确度, 各种算法的准确性可依次排序为:rbcNM =  $R_{cr}$  - IJADE > BMO > IADE > ABSO > IGHS > CPSO > PS > SA > GA. 此外, rbcNM算法的累计函数求值次数(不超过累计迭代次数的2倍)也远小于其他算法. 由此表明, rbcNM算法准确度高、收敛速度快, 是一种简单而高效的参数提取方法. 对于光伏电池的显式单二极管模型而言, rbcNM算法相比文献[25—28]在准确性上有大幅度的提高, 提升幅度接近于一个数量级.

对比图4(a)、(b)、表2可知, 相同条件下, 光伏电池隐式、显式单二极管模型搜索始点处的初始化RMSE值(2.1294, 0.9265)和最优RMSE值( $9.8602 \times 10^{-4}$ ,  $7.7301 \times 10^{-4}$ )存在较大的差异. 孤证不立, 为使隐式、显式单二极管模型的准确性对比更具说服力, 本文随机初始化运行rbcNM算法30次验证上述差异. 如图5所示, 光伏电池隐式、显式单二极管模型的准确性差异确实存在, 且有规律可循: 1) 显式单二极管模型的初始

化RMSE值远小于隐式单二极管模型的初始化RMSE值; 2) 无论何种初始条件, rbcNM算法的重启策略可使隐式单二极管模型的最优RMSE值恒为 $9.86021878 \times 10^{-4}$ , 显式单二极管模型的最优RMSE值恒为 $7.73006269 \times 10^{-4}$ ; 3) 隐式单二极管模型的最优参数解可在显式单二极管模型中得到进一步优化.

为进一步验证光伏电池隐式、显式单二极管模型的准确性差异, 分别将表2中rbcNM算法提取的优化参数代入(1)式和(2)式, 从而得到两种模型的电流-电压、功率-电压特性曲线, 与实测数据对比见图6. 由图可知, 隐式、显式单二极管模型的电流-电压、功率-电压特性曲线与实测数据的拟合度相当高, 几乎难分彼此, 这表明rbcNM算法获得的优化参数具有较高的准确性. 对比图6(a)和(b)中的局部放大图可知, 显式单二极管模型在最大功率点附近的模拟数据更接近于实测数据, 这表明显式单二极管模型可为光伏厂商提供更为准确的优化参数, 用于光伏电池片性能影响因素分析及生产工艺控制.

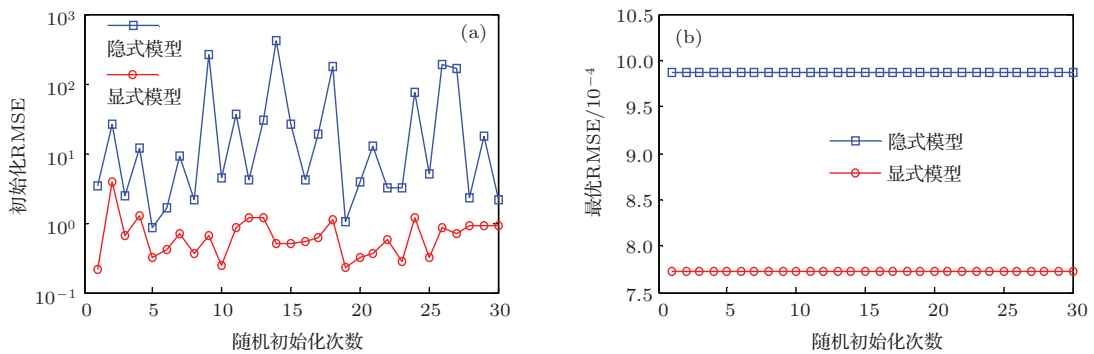


图5 光伏电池的隐式、显式单二极管模型准确性对比 (a) 初始化RMSE值对比; (b) 最优RMSE值对比

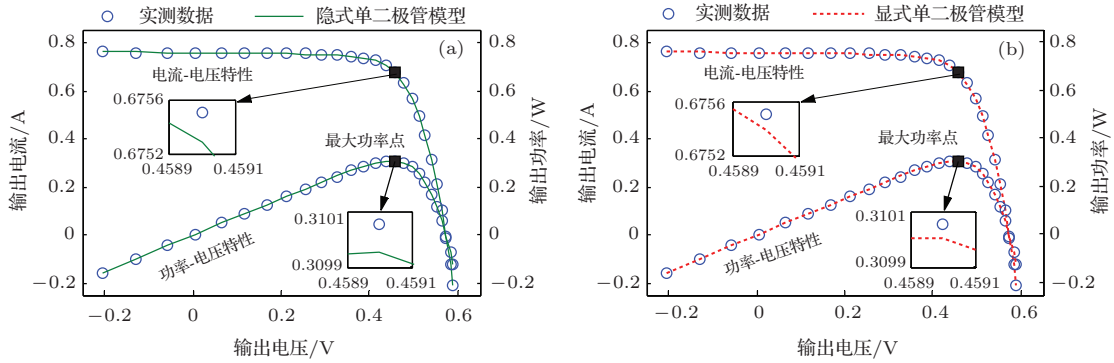


图6 光伏电池实测数据与其隐式、显式单二极管模型的电流-电压、功率-电压特性曲线对比 (a) 隐式单二极管模型; (b) 显式单二极管模型

### 4.2 光伏组件的隐式、显式单二极管模型准确性对比

rbcNM 算法提取 Photowatt-PWP201 光伏组件隐式、显式单二极管模型参数的收敛过程如图 7 所示, 提取结果与其他算法对比见表 3. 可

以看出, 对于光伏组件的隐式单二极管模型而言, IADE 算法获得的最优 RMSE 值最小, 准确度最高, 接下来是本文所提 rbcNM 算法和  $R_{cr} - IJADE$  算法, 二者准确度仍然相同. 对于光伏组件的显式单二极管模型而言, 本文所提 rbcNM 算法的准确性显著高于文献 [26—28] 及 IADE 算法.

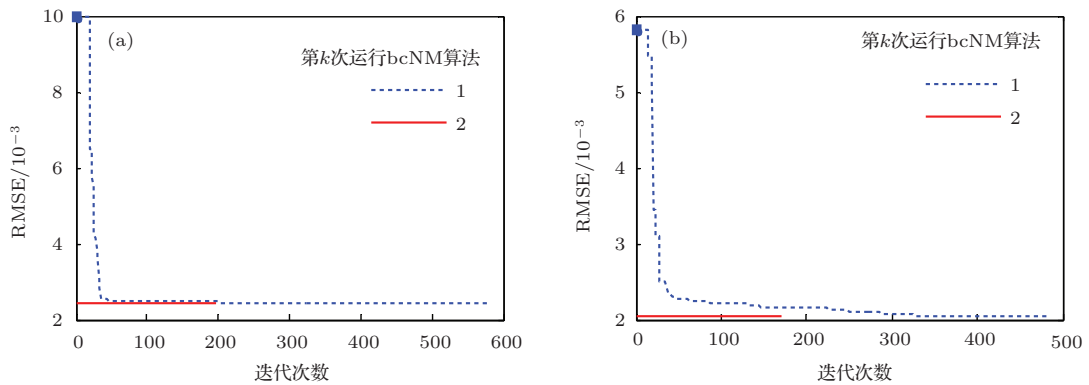


图7 rbcNM 算法提取光伏组件隐式、显式单二极管模型参数的收敛过程 (a) 隐式单二极管模型; (b) 显式单二极管模型

表3 不同算法的 Photowatt-PWP201 光伏组件隐式、显式单二极管模型参数提取结果对比

模型	算法	$R_{shm} / \Omega$	$n_m$	$I_{0m} / \mu A$	$R_{sm} / \Omega$	$I_{phm} / A$	最优 RMSE	累计函数求值次数
隐式	IADE [18]	921.8500	49.0680	3.8860	1.1890	1.0320	$2.4000 \times 10^{-3}$	—
	本文 rbcNM	981.98230	48.665780	3.482263	1.201271	1.030514	$2.42507 \times 10^{-3}$	<4 000
	$R_{cr} - IJADE$ [19]	981.98224	48.642835	3.482263	1.201271	1.030514	$2.42507 \times 10^{-3}$	10 000
	SA [12]	833.3333	48.8211	3.6642	1.1989	1.0331	$2.7000 \times 10^{-3}$	—
	CPSO [14]	1850.1000	52.2430	8.3010	1.0755	1.0286	$3.5000 \times 10^{-3}$	450 000
显式	PS [13]	714.2857	48.2889	3.1756	1.2053	1.0313	$1.1800 \times 10^{-2}$	—
	本文 rbcNM	821.64134	47.629676	2.638077	1.235634	1.031434	$2.05296 \times 10^{-3}$	<4 000
	文献 [28]	602.30	45.8620	1.5970	1.3130	1.0332	$3.07534 \times 10^{-3}$	—
	文献 [27]	612.34	48.3221	3.2012	1.2132	1.0313	$6.67840 \times 10^{-3}$	—
	文献 [26]	625.00	48.3221	3.2212	1.2132	1.0313	$7.97895 \times 10^{-3}$	—

对比图 7(a)、(b)、表 3 可知, 光伏组件隐式、显式单二极管模型的初始化 RMSE 值 ( $9.9757 \times 10^{-3}$ ,  $5.8131 \times 10^{-3}$ ) 和最优 RMSE 值 ( $2.4251 \times 10^{-3}$ ,  $2.0530 \times 10^{-3}$ ) 同样存在较大的差异. 随机初始化运行 rbcNM 算法 30 次获得的光伏组件隐式、显式单二极管模型结果如图 8 所示, 可以看出, 显式单

二极管模型的初始化 RMSE 值明显小于隐式单二极管模型的初始化 RMSE 值, 隐式单二极管模型的最优 RMSE 值恒为  $2.425074868 \times 10^{-3}$ , 显式单二极管模型的最优 RMSE 值恒为  $2.052960641 \times 10^{-3}$ , 且该值相比于 IADE 算法的  $2.4000 \times 10^{-3}$  在准确性上有大幅度的提升.

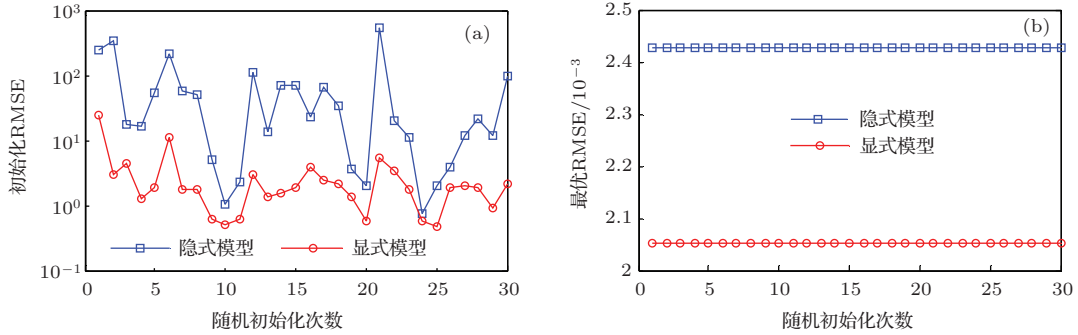


图 8 光伏组件的隐式、显式单二极管模型准确性对比 (a) 初始化 RMSE 值对比; (b) 最优 RMSE 值对比

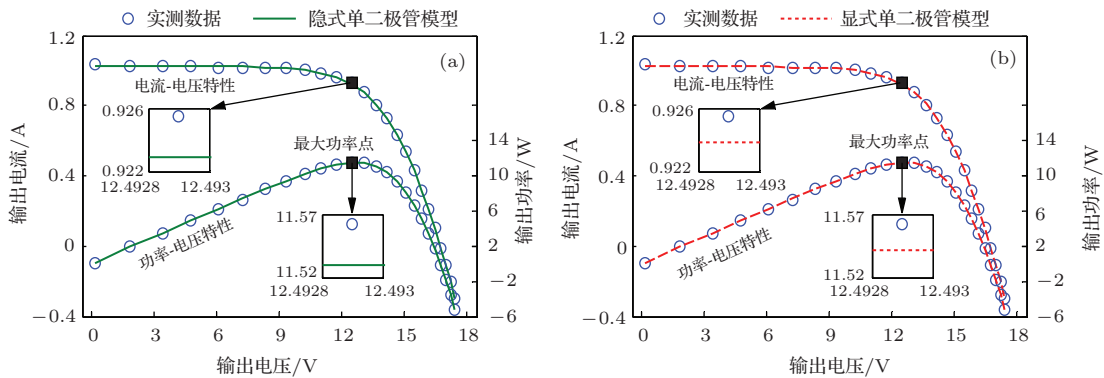


图 9 光伏组件实测数据与其隐式、显式单二极管模型的电流-电压、功率-电压特性曲线对比 (a) 隐式单二极管模型; (b) 显式单二极管模型

光伏组件隐式、显式单二极管模型的电流-电压、功率-电压特性曲线与实测数据对比如图 9 所示. 可以看出, 二者都能较好的拟合实测数据, 但局部放大图表明显式单二极管模型的模拟数据更接近于实测数据的最大功率点. 由此表明, 显式单二极管模型比隐式单二极管模型具有更高的准确性, 更适用于光伏发电系统的最大功率点追踪.

## 5 结 论

本文提出一种基于重启边界约束 Nelder-Mead 单纯形算法的光伏电池组件模型参数提取方法 rbcNM, 利用两种典型光伏电池组件的实测数据对隐式、显式单二极管模型的准确性进行了对比测试和验证, 获得如下结论:

1. 相比于已有文献中的其他人工智能算法, 本文所提 rbcNM 算法的拟合精度高, 收敛速度快, 计算量小, 是一种简单而高效的光伏电池组件参数提取方法, 可以快速准确的确定隐式、显式单二极管模型的优化参数.

2. 相同模型参数值条件下, 显式单二极管模型与实测数据之间的均方根误差远小于隐式单二极管模型的均方根误差, 对光伏电池组件的电流-电压、功率-电压特性曲线具有更高的拟合精度.

3. 两种光伏电池组件的参数提取结果表明, 隐式单二极管模型的最优参数解可在显式单二极管模型中继续利用 rbcNM 算法进行优化, 得到更为准确的优化参数, 即显式单二极管模型比隐式单二极管模型具有更高的准确性.



此外, 通过对比发现本文提取的显式单二极管模型结果的准确性显著高于文献[11—19]中隐式双二极管模型的结果, 但至今未见学者推导出隐式双二极管模型的电流或电压显式表达式. 基于本文上述结论, 可以预见显式双二极管模型在准确性方面也会显著高于隐式双二极管模型, 所以今后可以进一步利用 Lambert  $W$  函数获取光伏电池的显式双二极管模型, 得到更加准确的光伏电池组件参数.

## 参考文献

- [1] Renewables 2013 Global Status Report, Renewable Energy Network for 21st Century <http://www.ren21.net/gsr> [2014-02-16]
- [2] Easwarakhanthan T, Bottin J, Bouhouch I, Boutrif C 1986 *Int. J. Sol. Energy* **4** 1
- [3] Zhang Z Z, Cheng X F 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 118801 (in Chinese) [张忠政, 程晓舫 2014 物理学报 **63** 118801]
- [4] Yi S G, Zhang W H, Ai B, Song J W, Shen H 2014 *Chin. Phys. B* **23** 028801
- [5] Villalva M G, Gazoli J R, Filho E R 2009 *IEEE Trans. Power Electron.* **24** 1198
- [6] Gao X K, Yao C A, Gao X C, Yu Y C 2014 *Trans. CSAE* **6** 97 (in Chinese) [高献坤, 姚传安, 高向川, 余泳昌 2014 农业工程学报 **6** 97]
- [7] Phang J C H, Chan D S H, Phillips J R 1984 *Electron. Lett.* **20** 406
- [8] Ishibashi K, Kimura Y, Niwano M 2008 *J. Appl. Phys.* **103** 0945071
- [9] Cotfas D T, Cotfas P A, Kaplanis S 2013 *Renew. Sust. Energ. Rev.* **28** 588
- [10] Zagrouba M, Sellami A, Bouaïcha M, Ksouri M 2010 *Sol. Energy* **84** 860
- [11] AlRashidi M R, AlHajri M F, EI-Naggar K M, Al-Othman A K 2011 *Sol. Energy* **85** 1543
- [12] EI-Naggar K M, AlRashidi M R, AlHajri M F, Al-Othman A K 2012 *Sol. Energy* **86** 266
- [13] AlHajri M F, EI-Naggar K M, AlRashidi M R, Al-Othman A K 2012 *Renew. Energy* **44** 238
- [14] Huang W, Jiang C, Xue L Y, Song D Y 2011 *Proceedings of the 2011 International Conference on Electric Information and Control Engineering Wuhan, China*, April 15–17, 2011 p398
- [15] Askarzadeh A, Rezaazadeh A 2012 *Sol. Energy* **86** 3241
- [16] Askarzadeh A, Rezaazadeh A 2013 *Appl. Energy* **102** 943
- [17] Askarzadeh A, Rezaazadeh A 2013 *Sol. Energy* **90** 123
- [18] Jiang L L, Maskell D L, Patra J C 2013 *Appl. Energy* **112** 185
- [19] Gong W Y, Cai Z H 2013 *Sol. Energy* **94** 209
- [20] Corless R M, Gonnet G H, Hare D E G, Jeffrey D J, Knuth D E 1996 *Adv. Comput. Math.* **5** 329
- [21] Jain A, Kapoor A 2004 *Sol. Energy Mater. Sol. Cells* **81** 269
- [22] Ortiz-Conde A, García Sánchez F J 2005 *Solid-State Electron.* **49** 465
- [23] Ortiz-Conde A, García Sánchez F J, Muci J 2006 *Sol. Energy Mater. Sol. Cells* **90** 352
- [24] Ding J L 2007 *Ph. D. Dissertation* (Hefei: University of Science and Technology of China) (in Chinese) [丁金磊 2007 博士学位论文 (合肥: 中国科学技术大学)]
- [25] Chen Y F, Wang X M, Li D, Hong R J, Shen H 2011 *Appl. Energy* **88** 2239
- [26] Peng L L, Sun Y Z, Meng Z, Wang Y L, Xu Y 2013 *J. Power Sources* **227** 131
- [27] Wang Y L, Sun Y Z, Peng L L, Xu Y 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 248402 (in Chinese) [王玉玲, 孙以泽, 彭乐乐, 徐洋 2012 物理学报 **61** 248402]
- [28] Zhang C F, Zhang J C, Hao Y, Lin Z H, Zhu C X 2011 *J. Appl. Phys.* **110** 0645041
- [29] Nelder J A, Mead R 1965 *Comput. J.* **7** 308
- [30] Bound constrained optimization using fminsearch, John D <http://www.mathworks.cn/matlabcentral/fileexchange/8277-fminsearchbnd-fminsearchcon/> [2013-10-07]
- [31] William H P, Saul A T, William T V, Brian P F 2007 *Numerical Recipes: the Art of Scientific Computing* (3rd Ed.) (Cambridge: Cambridge University Press) p502
- [32] Gao F C, Han L X 2012 *Comput. Optim. Appl.* **51** 259

# Accuracy comparison between implicit and explicit single-diode models of photovoltaic cells and modules\*

Gao Xian-Kun<sup>1)</sup> Yao Chuan-An<sup>1)</sup> Gao Xiang-Chuan<sup>2)</sup> Yu Yong-Chang<sup>1)†</sup>

1) (Key Laboratory of New Materials and Facilities for Rural Renewable Energy, Ministry of Agriculture, Henan Agricultural University, Zhengzhou 450002, China)

2) (School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

( Received 14 April 2014; revised manuscript received 22 April 2014 )

## Abstract

Accurate physical modeling and parameter extraction for the nonlinear current-voltage ( $I$ - $V$ ) characteristics of photovoltaic (PV) cells and modules are essential prerequisites for the design calculation, performance analysis, and optimal control of PV generation systems. In contrast to the traditional implicit single-diode models, this paper first derives the explicit single-diode models of PV cells and modules using the Lambert  $W$  function, and then proposes a simple and efficient parameter extraction method on the basis of restarting the bound constrained Nelder-Mead simplex method (rbcNM). For comparing and analyzing the accuracy of implicit and explicit single-diode models, experimental data of the two typical PV cells and modules are tested and verified. Simulation results indicate that the proposed rbcNM method can rapidly and accurately extract the optimal parameters of implicit and explicit single-diode models, the simulation data produced by the extracted parameters of rbcNM method are in very good agreement with the experimental data in all cases. Comparison results show that the accuracy of rbcNM method is quite promising and outperforms the existing methods reported in the literature. Furthermore, the accuracy of explicit single-diode models is significantly higher than that of implicit single-diode models, and thus fit the  $I$ - $V$  characteristic curves better.

**Keywords:** photovoltaic module, single-diode model, parameter extraction, Nelder-Mead simplex method

**PACS:** 84.60.Jt, 85.60.Bt, 88.40.H-

**DOI:** 10.7498/aps.63.178401

---

\* Project supported by the Key Science and Technology Program of Henan Province, China (Grant No. 102102210154), the Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (Grant No. 20104105110004), and the National Natural Science Foundation of China (Grant No. U1204607).

† Corresponding author. E-mail: [hnyych@163.com](mailto:hnyych@163.com)